Вероятностные тематические модели
Лекция 10.
Модели сегментированного текста

К. В. Воронцов
k.v.vorontsov@phystech.edu

Этот курс доступен на странице вики-ресурса
http://www.MachineLearning.ru/wiki
«Вероятностные тематические модели (курс лекций, К.В.Воронцов)»

МФТИ – ФИЦ ИУ РАН • 14 ноября 2024

Содержание

1. **Регуляризация E-шага**
   - Постобработка E-шага
   - Регуляризация E-шага
   - Примеры регуляризаторов E-шага
2. **Тематические модели предложений**
   - Тематические модели коротких текстов
   - От сегментов к сегментоидам
   - Семантические сети и лексические цепочки
3. **Тематическая сегментация текста**
   - Задача сегментации текста
   - Сегментация текста с помощью тематической модели
   - Эксперименты с TopicTiling

Напоминание. Задача тематического моделирования

Дано: коллекция текстовых документов $\hat{p}(w|d) = \frac{n_{dw}}{n_d}$

Найти: параметры тематической модели $p(w|d) = \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td}$

Критерий: максимум регуляризованного log-правдоподобия:

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Phi, \Theta) \to \max_{\Phi, \Theta}$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\text{E-шаг:} \quad p_{tdw} \equiv p(t|d,w) = \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right)$$

$$\text{M-шаг:} \quad \begin{cases} \phi_{wt} = \underset{w \in W}{\text{norm}}\left(n_{wt} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \right), \quad n_{wt} = \sum_{d \in D} n_{dw} p_{tdw} \\ \theta_{td} = \underset{t \in T}{\text{norm}}\left(n_{td} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \right), \quad n_{td} = \sum_{w \in d} n_{dw} p_{tdw} \end{cases}$$

Воронцов К. В. Аддитивная регуляризация тематических моделей коллекций текстовых документов. Доклады РАН, 2014.

Сегментная структура текста и пост-обработка E-шага

Документ $d = \{w_1, \ldots, w_{n_d}\}$, n_d — длина документа d

Тематика термов в документе $p(t|d, w_i)$ — матрица $T \times n_d$:

Регуляризация E-шага

Трёхмерная матрица $\Pi = \left(p_{tdw} = p(t|d,w)\right)_{T\times D\times W}$

Регуляризатор E-шага: $\tilde{R}(\Phi,\Theta) = R(\Pi(\Phi,\Theta),\Phi,\Theta)$:

$$\sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{dw} \ln \sum_{t\in T} \phi_{wt}\theta_{td} + R(\Pi(\Phi,\Theta),\Phi,\Theta) \;\to\; \max_{\Phi,\Theta}.$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

E-шаг:
$$\begin{cases} p_{tdw} = \underset{t\in T}{\operatorname{norm}}\left(\phi_{wt}\theta_{td}\right) \\ \tilde{p}_{tdw} = p_{tdw}\left(1 + \frac{1}{n_{dw}}\left(\frac{\partial R}{\partial p_{tdw}} - \sum_{z\in T} p_{zdw}\frac{\partial R}{\partial p_{zdw}}\right)\right) \qquad (*) \end{cases}$$

M-шаг:
$$\begin{cases} \phi_{wt} = \underset{w\in W}{\operatorname{norm}}\left(\sum_{d\in D} n_{dw}\tilde{p}_{tdw} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\right) \\ \theta_{td} = \underset{t\in T}{\operatorname{norm}}\left(\sum_{w\in d} n_{dw}\tilde{p}_{tdw} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\right) \end{cases}$$

Набросок доказательства: три шага

1. Для функции $p_{tdw}(\Phi,\Theta) = \frac{\phi_{wt}\theta_{td}}{\sum_z \phi_{wz}\theta_{zd}}$ и любого $z \in T$

$$\phi_{wt}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \phi_{wt}} = \theta_{td}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \theta_{td}} = p_{tdw}\big([z=t] - p_{zdw}\big).$$

2. Введём вспомогательную функцию от переменных Π, Φ, Θ:

$$Q_{tdw}(\Pi,\Phi,\Theta) = \frac{\partial R(\Pi,\Phi,\Theta)}{\partial p_{tdw}} - \sum_{z\in T} p_{zdw}\frac{\partial R(\Pi,\Phi,\Theta)}{\partial p_{zdw}}.$$

Если $R(\Pi,\Phi,\Theta)$ не зависит от p_{tdw} при $w \notin d$, то

$$\phi_{wt}\frac{\partial \tilde{R}}{\partial \phi_{wt}} = \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} + \sum_{d\in D} p_{tdw}Q_{tdw};\quad \theta_{td}\frac{\partial \tilde{R}}{\partial \theta_{td}} = \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} + \sum_{w\in d} p_{tdw}Q_{tdw}.$$

3. Подставляем это в формулы M-шага:

$$\phi_{wt} = \underset{w\in W}{\operatorname{norm}}\Big(\sum_{d\in D} n_{dw}p_{tdw} + \sum_{d\in D} Q_{tdw}p_{tdw} + \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}}\Big);$$

$$\theta_{td} = \underset{t\in T}{\operatorname{norm}}\Big(\sum_{w\in d} n_{dw}p_{tdw} + \sum_{w\in d} Q_{tdw}p_{tdw} + \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}}\Big).$$

Шаг 1. Замечательное тождество

Для функции $p_{tdw}(\Phi,\Theta) = \frac{\phi_{wt}\theta_{td}}{\sum_z \phi_{wz}\theta_{zd}}$ и любого $z \in T$

$$\phi_{wt}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \phi_{wt}} = \theta_{td}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \theta_{td}} = p_{tdw}\big([z=t] - p_{zdw}\big).$$

Воспользуемся определением функции $p_{tdw}(\Phi,\Theta)$:

$$\phi_{wt}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \phi_{wt}} = \phi_{wt}\frac{[z=t]\theta_{td}\sum_u \phi_{wu}\theta_{ud} - \theta_{td}\phi_{wz}\theta_{zd}}{(\sum_u \phi_{wu}\theta_{ud})^2} =$$

$$= p_{tdw}[z=t] - p_{tdw}p_{zdw} = p_{tdw}\big([z=t] - p_{zdw}\big);$$

$$\theta_{td}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \phi_{td}} = \theta_{td}\frac{[z=t]\phi_{wt}\sum_u \phi_{wu}\theta_{ud} - \phi_{wt}\phi_{wz}\theta_{zd}}{(\sum_u \phi_{wu}\theta_{ud})^2} =$$

$$= p_{tdw}[z=t] - p_{tdw}p_{zdw} = p_{tdw}\big([z=t] - p_{zdw}\big).$$

Шаг 2. Дифференцирование суперпозиции $R(\Pi(\Phi,\Theta),\Phi,\Theta)$

Пусть $R(\Pi)$ не зависит от переменных p_{tdw} при $w \notin d$. Тогда

$$\phi_{wt}\frac{\partial \tilde{R}}{\partial \phi_{wt}} = \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} + \sum_d p_{tdw} Q_{tdw};$$

$$\theta_{td}\frac{\partial \tilde{R}}{\partial \theta_{td}} = \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} + \sum_w p_{tdw} Q_{tdw}; \quad Q_{tdw} = \frac{\partial R}{\partial p_{tdw}} - \sum_{z\in T} p_{zdw}\frac{\partial R}{\partial p_{zdw}}$$

Заметим: $\frac{\partial p_{zdw'}}{\partial \phi_{wt}} = 0,\ w \neq w';\quad \frac{\partial p_{zd'w}}{\partial \theta_{td}} = 0,\ d \neq d';\quad \frac{\partial R}{\partial p_{tdw}} = 0,\ w \notin d.$

$$\phi_{wt}\frac{\partial \tilde{R}}{\partial \phi_{wt}} = \phi_{wt}\left(\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} + \sum_{z,d,w'}\frac{\partial R}{\partial p_{zdw'}}\frac{\partial p_{zdw'}}{\partial \phi_{wt}}\right) = \phi_{wt}\frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} + \sum_{d,z}\frac{\partial R}{\partial p_{zdw}}\phi_{wt}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \phi_{wt}}$$

$$\theta_{td}\frac{\partial \tilde{R}}{\partial \theta_{td}} = \theta_{td}\left(\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} + \sum_{z,d',w}\frac{\partial R}{\partial p_{zd'w}}\frac{\partial p_{zd'w}}{\partial \theta_{td}}\right) = \theta_{td}\frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} + \sum_{w,z}\frac{\partial R}{\partial p_{zdw}}\theta_{td}\frac{\partial p_{zdw}}{\partial \theta_{td}}$$

В силу «замечательного тождества» шага 1

$$\sum_{z\in T}\frac{\partial R}{\partial p_{zdw}} p_{tdw}\big([z=t] - p_{zdw}\big) = p_{tdw} Q_{tdw}.$$

Шаг 3. Подстановка производных $\tilde{R}(\Phi, \Theta)$ в формулы M-шага

Точка максимума (Φ, Θ) регуляризованного log-правдоподобия

$$\sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \ln \sum_{t \in T} \phi_{wt} \theta_{td} + R(\Pi, \Phi, \Theta) \;\to\; \max_{\Phi, \Theta}$$

удовлетворяет системе уравнений относительно ϕ_{wt}, θ_{td}, p_{tdw}:

$$p_{tdw} = \underset{t \in T}{\operatorname{norm}}\big(\phi_{wt} \theta_{td}\big);$$

$$\phi_{wt} = \underset{w \in W}{\operatorname{norm}}\Big(\sum_{d \in D} n_{dw} p_{tdw} + \sum_{d \in D} Q_{tdw} p_{tdw} + \phi_{wt} \frac{\partial R}{\partial \phi_{wt}} \Big);$$

$$\theta_{td} = \underset{t \in T}{\operatorname{norm}}\Big(\sum_{w \in d} n_{dw} p_{tdw} + \sum_{w \in d} Q_{tdw} p_{tdw} + \theta_{td} \frac{\partial R}{\partial \theta_{td}} \Big).$$

Общий член в формулах M-шага переносится в E-шаг, если ввести новую переменную $\tilde{p}_{tdw} = p_{tdw}\big(1 + \frac{1}{n_{dw}} Q_{tdw}\big)$. ■

Любая пост-обработка Е-шага — это регуляризатор $R(\Pi)$

Итак, произвольному гладкому регуляризатору $R(\Pi, \Phi, \Theta)$ однозначно соответствует пост-обработка $p_{tdw} \to \tilde{p}_{tdw}$.

Оказывается, верно и обратное:

Теорема. Если на k-й итерации ЕМ-алгоритма для каждого (d, w): $n_{dw} > 0$ в формулах М-шага вместо вектора $(p^k_{tdw})_{t \in T}$ подставить вектор $(\tilde{p}^k_{tdw})_{t \in T}$, удовлетворяющий условию нормировки $\sum_t \tilde{p}^k_{tdw} = 1$, то это эквивалентно добавлению регуляризатора сглаживания–разреживания

$$R(\Pi) = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} n_{dw} \sum_{t \in T} (\tilde{p}^k_{tdw} - p^k_{tdw}) \ln p_{tdw}.$$

$p(t|d, w)$ можно подвергать любой разумной пост-обработке!
ОГО! И ТАК МОЖНО БЫЛО?!

Доказательство

В системе (*) диффуров относительно R введём переменные x_{tdw}:

$$\underbrace{p_{tdw}^k \frac{\partial R}{\partial p_{tdw}}}_{x_{tdw}} = n_{dw}(\tilde{p}_{tdw}^k - p_{tdw}^k) + p_{tdw}^k \sum_{z \in T} \underbrace{p_{zdw}^k \frac{\partial R}{\partial p_{zdw}}}_{x_{zdw}}, \quad t \in T.$$

Для любой пары (d, w) такой, что $n_{dw} > 0$, это система $|T|$ линейных уравнений относительно $|T|$ переменных x_{tdw}, $t \in T$.
Подстановкой убеждаемся, что $x_{tdw} = n_{dw}(\tilde{p}_{tdw}^k - p_{tdw}^k)$ — решение системы.
Взяв это решение, получим систему диффуров относительно R:

$$\frac{\partial R}{\partial p_{tdw}} = \frac{x_{tdw}}{p_{tdw}}, \quad d \in D,\ w \in d,\ t \in T.$$

Система декомпозируется по переменным p_{tdw}: каждой тройке (d, w, t) соответствует частное решение $R(\Pi) = x_{tdw} \ln p_{tdw} + C$. Общее решение:

$$R(\Pi) = \sum_{d \in D} \sum_{w \in d} \sum_{t \in T} x_{tdw} \ln p_{tdw} + C.$$

Подставляя сюда найденное решение x_{tdw}, получаем требуемое. ■

Пример 1. Кросс-энтропийное разреживание $p(t|d,w)$

Путь каждый терм относится к небольшому числу тем:

$$\mathrm{KL}\Big(\tfrac{1}{|T|} \,\Big\|\, p(t|d,w)\Big) \to \max.$$

Суммируем по всем термам всех документов:

$$R(\Pi) = -\frac{\tau}{|T|}\sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{dw}\sum_{t\in T}\ln p_{tdw} \to \max.$$

Формула регуляризованного Е-шага:

$$\tilde{p}_{tdw} = p_{tdw} - \tau\Big(\tfrac{1}{|T|} - p_{tdw}\Big).$$

Интерпретация: Если $p_{tdw} < \frac{1}{|T|}$, то p_{tdw} станет ещё меньше.
Тематика терма концентрируется в небольшом числе тем.

Недостаток: Тематика соседних термов разреживается независимо.

Пример 2. Тематическая модель сегментированного текста

S_d — множество сегментов (предложений) документа d
n_{sw} — число вхождений терма w в сегмент s длины n_s
Тематика сегмента $s \in S_d$ — среднее по всем его термам:

$$p_{tds} \equiv p(t|d,s) = \frac{1}{n_s} \sum_{w \in s} n_{sw} p_{tdw}.$$

Кросс-энтропийный регуляризатор разреживания $p(t|d,s)$:

$$R(\Pi) = -\sum_{d \in D} \sum_{s \in S_d} \sum_{t \in T} \ln \sum_{w \in s} n_{sw} p_{tdw} \to \max.$$

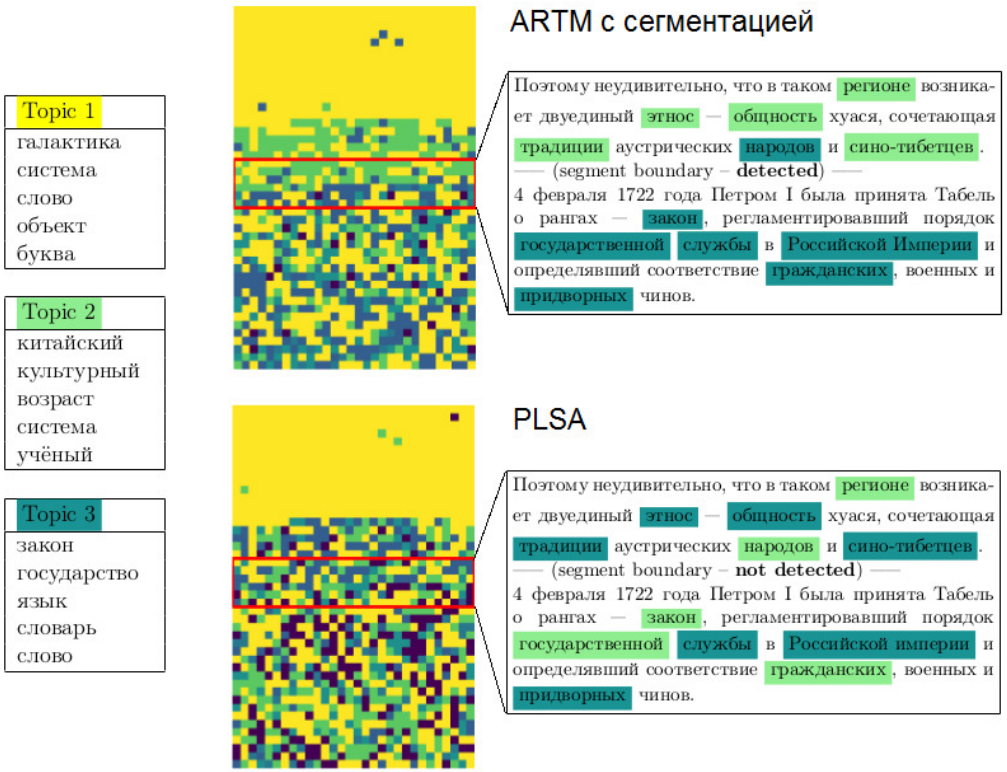
Формула регуляризованного E-шага:

$$\tilde{p}_{tdw} = p_{tdw} \left(1 - \frac{\tau}{n_{dw}} \sum_{s \in S_d} \frac{n_{sw}}{n_s} \left(\frac{1}{p_{tds}} - \sum_{z \in T} \frac{p_{zdw}}{p_{zds}}\right)\right).$$

Интерпретация: если $p_{tds} < \frac{1}{|T|}$, то p_{tdw} уменьшатся $\forall\, w \in s$.
Тематика сегмента концентрируется в небольшом числе тем.

Пример 2. Эксперимент на полусинтетической коллекции

Сегментация текстов, склеенных из сегментов монотематичных статей научно-просветительского портала postnauka.ru



N.Skachkov, K.Vorontsov. Improving topic models with segmental structure of texts. Dialogue, 2018.

Тематические модели предложений (или коротких текстов)

Примеры *коротких текстов* (short text):

- твиты одного автора
- комментарии в одном блоге
- заголовки новостей за один день
- заголовки статей в одном журнале
- реплики в одном диалоге клиента и оператора
- предложения в одном документе

Основные предположения о коротких текстах:

- границы короткого текста (сегмента) известны
- слов не хватает для надёжного определения тематики
- короткий текст относится только к одной теме
- текст может содержать фоновые слова общей лексики

Тематическая модель предложений senLDA

S_d — множество сегментов, на которые разбит документ d;

n_s — длина сегмента s;

n_{sw} — число вхождений терма w в сегмент s.

Тематическая модель монотематичного сегмента:

$$p(s|d) = \sum_{t\in T} p(t|d) \prod_{w\in s} p(w|t)^{n_{sw}} = \sum_{t\in T} \theta_{td} \prod_{w\in s} \phi_{wt}^{n_{sw}}$$

Критерий максимума регуляризованного правдоподобия:

$$\sum_{d\in D} \sum_{s\in S_d} \ln \sum_{t\in T} \theta_{td} \prod_{w\in s} \phi_{wt}^{n_{sw}} + R(\Phi,\Theta) \to \max_{\Phi,\Theta}$$

В senLDA регуляризатор $R(\Phi,\Theta)$ — распределения Дирихле.

G.Balikas, M.-R.Amini, M.Clausel. On a topic model for sentences. SIGIR 2016.

Тематическая модель предложений в ARTM

Критерий максимума регуляризованного правдоподобия:

$$\sum_{d\in D}\sum_{s\in S_d}\ln\sum_{t\in T}\theta_{td}\prod_{w\in s}\phi_{wt}^{n_{sw}} + R(\Phi,\Theta)\to\max_{\Phi,\Theta}$$

EM-алгоритм: метод простой итерации для системы уравнений

$$\text{E-шаг:}\quad p_{tds}\equiv p(t|d,s)=\operatorname*{norm}_{t\in T}\Big(\theta_{td}\prod_{w\in s}\phi_{wt}^{n_{sw}}\Big);$$

$$\text{M-шаг:}\quad \begin{cases}\phi_{wt}=\operatorname*{norm}_{w\in W}\Big(n_{wt}+\phi_{wt}\dfrac{\partial R}{\partial\phi_{wt}}\Big); & n_{wt}=\sum\limits_{d\in D}\sum\limits_{s\in S_d}n_{sw}p_{tds}\\ \theta_{td}=\operatorname*{norm}_{t\in T}\Big(n_{td}+\theta_{td}\dfrac{\partial R}{\partial\theta_{td}}\Big); & n_{td}=\sum\limits_{s\in S_d}n_{s}p_{tds}\end{cases}$$

G.Balikas, M.-R.Amini, M.Clausel. On a topic model for sentences. SIGIR 2016.

Тематическая модель Twitter-LDA

Предположения:

1. Каждый автор $a \in A$ написал множество сообщений $d \in D_a$.
2. Каждое сообщение d относится к одной теме $p(t|d) \in \{0, 1\}$.
3. С вероятностью π слова порождаются фоновым $p_0(w)$

Порождающий процесс:

Вход: распределения $p(w|t)$, $p(t|a)$, $p_0(w)$
для всех авторов $a \in A$
  для всех сообщений $d \in D_a$ автора a
    выбрать тему t из $p(t|a)$, не фоновую, $t \neq b$;
    для всех позиций слов $i = 1, \ldots, n_d$ в сообщении d
      выбрать слово w_i из $(1 - \pi)p(w|t) + \pi p_0(w)$;

Wayne Xin Zhao, Jing Jiang, Jianshu Weng, Jing He, Ee Peng Lim et al. Comparing Twitter and traditional media using topic models // ECIR 2011.

Тематическая модель предложений с фоновой темой

Аналогично модели Twitter-LDA,
слова сегмента порождаются либо темой $p(w|t) = \phi_{wt}$, либо фоновым распределением $p_0(w) = \psi_w$ слов общей лексики:

$$\sum_{d,s} \ln \sum_{t \in T} \theta_{td} \prod_{w \in s} \big((1 - \pi_{dsw})\phi_{wt} + \pi_{dsw}\psi_w\big)^{n_{sw}} + R(\Phi, \Theta) \to \max_{\Phi,\Theta,\Pi,\psi}$$

Варианты модели (что лучше? — открытая проблема):

- $\pi_{dsw} = \pi$ — доля фона одинакова во всех документах
- $\pi_{dsw} = \pi_d$ — доля фона своя в каждом документе
- $\pi_{dsw} = [\phi_{wt} < \psi_w]$ — аналитическое решение для каждого слова $\langle d, s, w \rangle$ (возможно переобучение?)
- $\psi_w = \frac{n_w}{n}$ — фиксированное распределение
- ψ_w обучается по коллекции

Переосмысление сегментов (даже не обобщение)

Нигде не требовалось, чтобы сегмент $s \in S_d$

- состоял из подряд идущих слов (возможны разрывы)
- содержал более одного слова (возможно $n_s = 1$)

Сегментоид $s \in S_d$ — подмножество термов, связанных друг с другом по смыслу и порождаемых одной общей темой

Что может быть сегментоидом s в тексте:

- предложение / фраза / синтагма
- ветка синтаксического дерева / именная группа
- факт «объект, субъект, действие»
- связанные слова в одном или соседних предложениях: два синонима, гипоним–гипероним, мероним–холоним
- лексическая цепочка

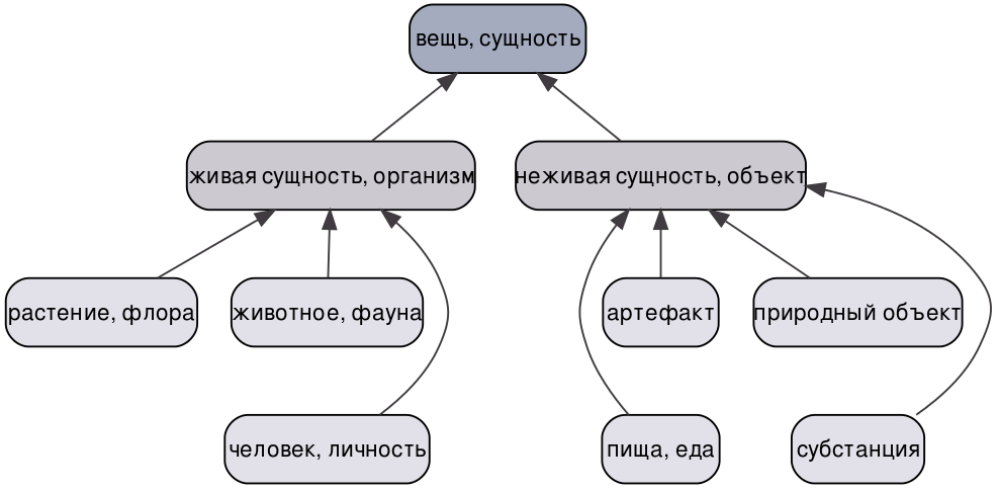
Семантическая сеть WordNet

117K *наборов синонимов* (synset), 155K слов, с определениями и примерами, связанных семантическими отношениями:

- *гипероним* — более общее (родовое) понятие
- *гипоним* — частное (видовое) понятие
- *холоним* — объемлющее целое
- *мероним* — составная часть

Словари разделены по частям речи:

- существительные
- глаголы
- прилагательные
- наречия



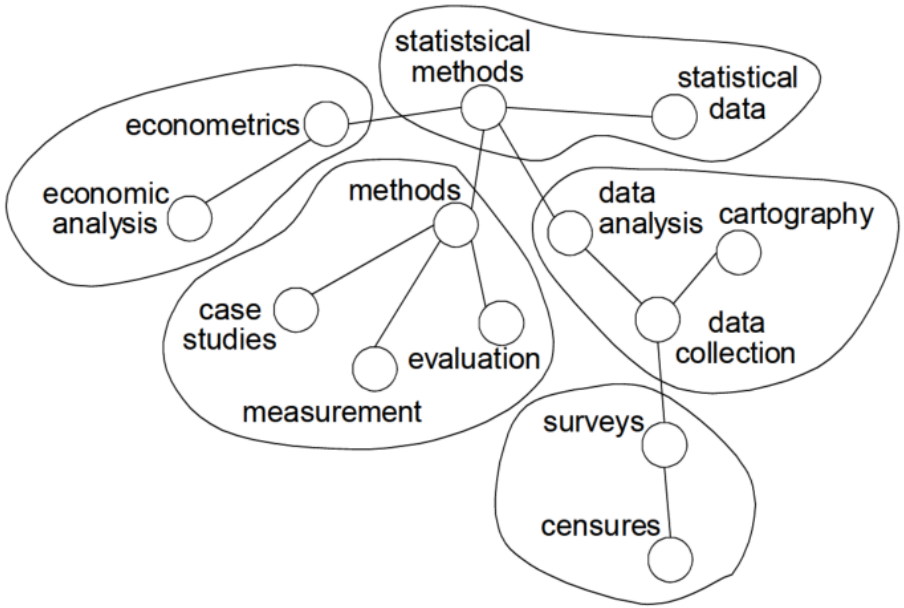
http://wordnet.princeton.edu

Метод лексических цепочек (Lexical Chains)

Лексическая цепочка — множество терминов:

- пары терминов связаны тезаурусными связями
- соседние термины на расстоянии не более 2 предложений
- возможна транзитивная связь через третий термин

Сильная цепочка — (почти) все слова связаны (клика)



Jane Morris, Graeme Hirst. Lexical cohesion computed by thesaural relations as an indicator of the structure of text. 1991.

Пример выделения лексических цепочек

Пример использования русскоязычного тезауруса РуТез

О порядке оказания безвозмездной финансовой помощи на строительство (покупку) жилья и выплаты денежной компенсации за наем (поднаем) жилых помещений военнослужащим и гражданам, уволенным с военной службы.

Во исполнение Закона Российской Федерации "О статусе военнослужащих" и в целях обеспечения прав на жилище военнослужащих и граждан, уволенных с военной службы, Правительство Российской Федерации постановляет:
1. Утвердить прилагаемое Положение о порядке оказания безвозмездной финансовой помощи на строительство (покупку) жилья и выплаты денежной компенсации за наем (поднаем) жилых помещений военнослужащим и гражданам, уволенным с военной службы.
2. Министерству обороны Российской Федерации и иным федеральным органам исполнительной власти, в которых предусмотрена военная служба:
в месячный срок разработать и утвердить формы и перечень документов, необходимых для принятия решения об оказании военнослужащим безвозмездной

Применение TM для построения LC без тезауруса

LDA Mode Method (LDA-MM):

- тема каждого термина: $t(w) = \arg\max_t p(t|d,w)$
- термины с одинаковыми $t(w)$ образуют цепочку
- возможен учёт второй темы t' при $p(t'|d,w) > \varepsilon$

LDA Graph Method (LDA-GM):

- граф близостей всех терминов документа по $p(t|d,w)$
- максимальные клики этого графа образуют цепочки

LDA Top-N Method (LDA-TM):

- для каждого d выбираем top-N тем из $p(t|d)$
- для каждой t выбираем top-M терминов из $p(w|t)$
- все такие термины из d образуют цепочку

Steffen Remus. Automatically Identifying Lexical Chains by Means of Statistical Methods — A Knowledge-Free Approach. 2012.

Измерение качества построения лексических цепочек

Эксперты выделяли термины и лексические цепочки:

- по принципу однородности тематики
- повторения терминов, синонимы, коллокации, меронимы, гиперонимы, антонимы

	LDA-MM	LDA-GM	LDA-TM	S&M	G&M	Anno A	Anno B
avg. num. of lexical items per doc.	38.20	29.32	30.82	14.40	15.29	38.66	38.96
avg. num. of chains per doc.	13.80	9.12	7.32	5.83	5.71	11.25	7.38
avg. num. of links per doc.	8.60	2.06	1.44	–	–	5.47	2.41
avg. size lexical chains	2.82	3.41	4.61	2.48	2.68	3.69	5.57
avg. num. of merged lexical chains	5.76	7.06	5.98	–	–	6.10	4.99
avg. size merged lexical chains	8.29	4.45	5.57	–	–	7.60	8.91

Результаты:

- тематические модели сравнимы с экспертами
- тематические модели лучше семантических сетей

Steffen Remus. Automatically Identifying Lexical Chains by Means of Statistical Methods — A Knowledge-Free Approach. 2012.

Цели и прикладные задачи сегментации текстов

Цель: разделение текста на семантически однородные *сегменты* для поиска, классификации, суммаризации.

Примеры текстов, обладающих сегментной структурой

- научные статьи
- патенты
- учебные курсы
- юридические документы
- новостные дайджесты
- тексты резюме
- обсуждения в социальных медиа
- мультиязычные документы

M.A.Hearst. TextTiling: A Quantitative Approach to Discourse Segmentation. 1993.
I.Pak, P.L.Teh. Text Segmentation Techniques: A Critical Review. 2018.

Задача k-сегментации последовательности (k-segmentation)

Дано:

последовательность векторов $X = (x_i)_{i=1}^n$, $x_i \in \mathbb{R}^T$

Для текстов x_i — эмбеддинги слов / предложений / абзацев

Найти:

разбиение на k непересекающихся подпоследовательностей $S_1 \sqcup \cdots \sqcup S_k = X$ и систему их представителей $\mu_1, \ldots, \mu_k \in \mathbb{R}^T$

Критерий:

$$\sum_{j=1}^{k} \sum_{x_i \in S_j} \|x_i - \mu_j\|^2 \;\to\; \min_{\{S_j, \mu_j\}}$$

Оптимальное решение: динамическое программирование, $O(n^2 k)$

На практике используются приближённые эвристики, $O(nk)$

Richard Bellman. On the approximation of curves by line segments using dynamic programming. 1961.

Метод тематической сегментации TopicTiling

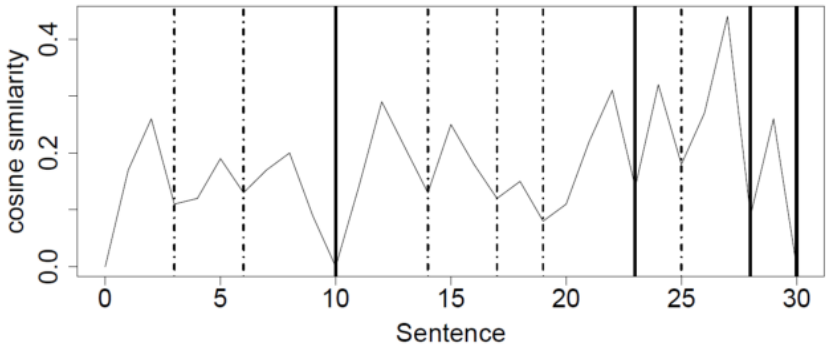
$(s_j)_{j=1}^{k_d}$ — последовательность предложений документа d

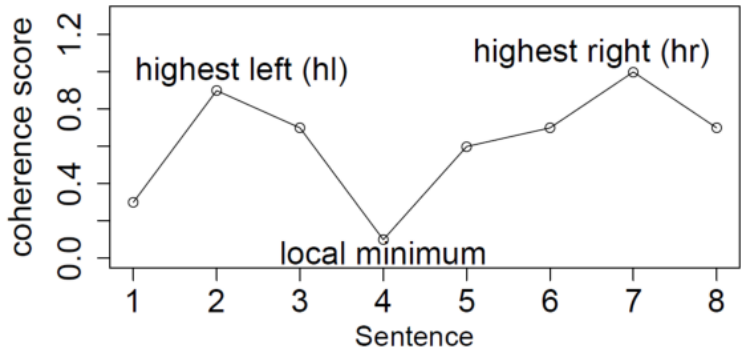
$p(t|d,s) = \frac{1}{|s|}\sum_{w\in s} p(t|d,w)$ — тематика предложения s

$p_j = \big(p(t|d,s_j)\big)_{t\in T}$ — тематический вектор предложения s_j

$c_j = \cos(p_{j-1}, p_j)$ — *coherence score*, оценка близости соседних предложений (чем глубже провал, тем чётче граница)

$d_j = \frac{1}{2}\big(\mathrm{hl}_j + \mathrm{hr}_j - 2c_j\big)$ — *depth score*, оценка глубины провала





Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Эвристики для TopicTiling

Эвристики для определения числа сегментов:

- заданное число провалов с наибольшей глубиной d_j
- провалы с глубиной более $\text{avr}\{d_j\} + \delta\,\text{stdev}\{d_j\}$, $\delta = 0{,}5..1{,}2$

Дополнительные эвристики и параметры:

- filter: игнорировать короткие предложения (менее 5 слов)
- игнорировать стоп-слова
- подбирать число предложений слева и справа от j

Эвристики для тематической сегментации:

- использовать фоновые темы и игнорировать их в p_j
- использовать $p(t|d,w)$ или $\arg\max_t p(t|d,w)$
- подбирать число итераций
- подбирать параметры $|T|$, α, β в модели LDA

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Измерение качества сегментации

Базовые методы сегментации по векторам $p(w|s_j)$ и $p(t|s_j)$

- TT и TT-LDA — TextTiling (Hearst, 1997)
- C99 и C99-LDA — кластеризация предложений (Choi, 2000)

Коллекции для сравнения методов сегментации:

- *Choi dataset*: синтетический корпус, 700 документов по 10 сегментов, нарезанных из «Brown corpus»
- *Galley dataset*: синтетический корпус, 500 документов по 4–22 сегментов, нарезанных из «WSJ corpus»

Метрики для сравнения методов сегментации:

- Precision/Recall не учитывают границы между сегментами
- P_k (Beeferman et al., 1997)
- WD, WindowDiff (Pevzner and Hearst, 2002)

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

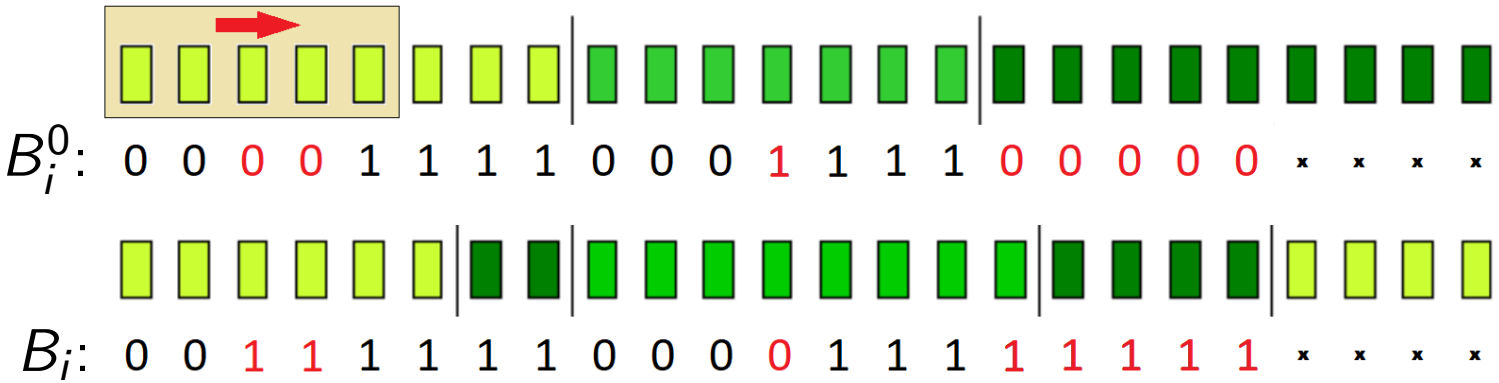
Метрики для сравнения методов сегментации

Сравнение с идеальной сегментацией (gold standard).

Метрика P_k — чем меньше, тем лучше:

- $B_i = [\text{словопозиции } i \text{ и } i+k-1 \text{ лежат в разных сегментах}]$
- B_i^0 — то же самое для идеальной сегментации
- P_k — доля позиций (в %), для которых $B_i \neq B_i^0$

Пример: $k = 5, \quad P_k = \frac{8}{20} = 40\%$



Doug Beeferman, Adam Berger, John Lafferty. Statistical models for text segmentation. 1999.

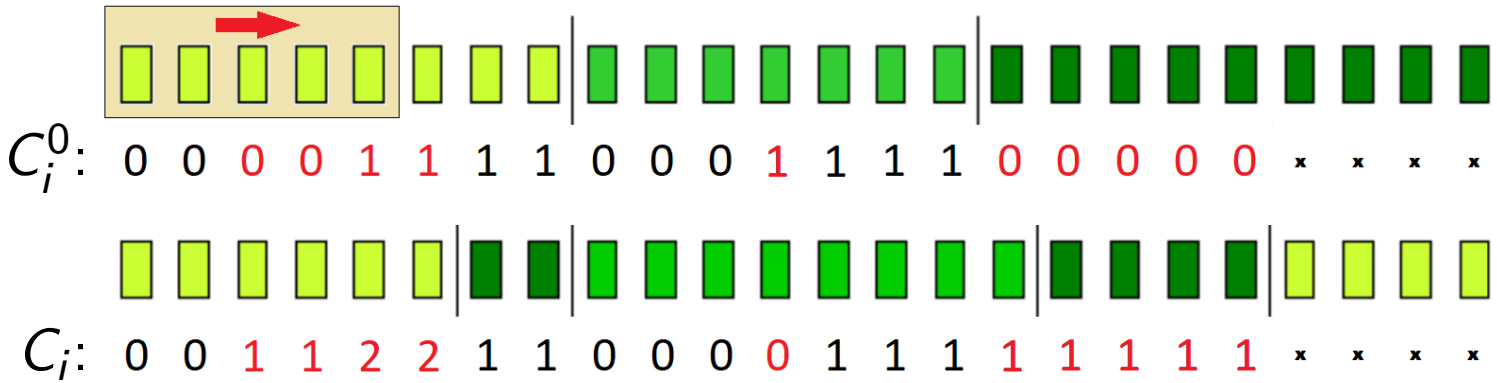
Метрики для сравнения методов сегментации

Сравнение с идеальной сегментацией (gold standard).

Метрика WD, WindowDiff — чем меньше, тем лучше:

- $C_i = \big($число сегментов между позициями i и $i+k-1\big)$
- C_i^0 — то же самое для идеальной сегментации
- WD — доля позиций (в %), для которых $C_i \neq C_i^0$

Пример: $k = 5$, $\text{WD} = \frac{10}{20} = 50\%$,



WD сильнее, чем P_k, штрафует короткие ложные сегменты

Lev Pevzner, Marti Hearst. A critique and improvement of an evaluation metric for text segmentation. 2002.

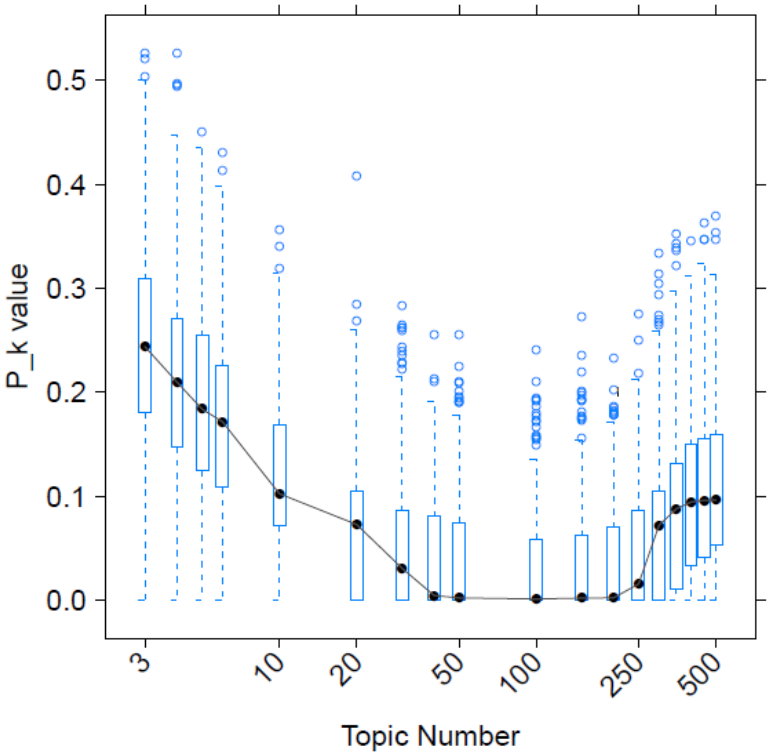
Результаты сравнения методов сегментации (Choi dataset)

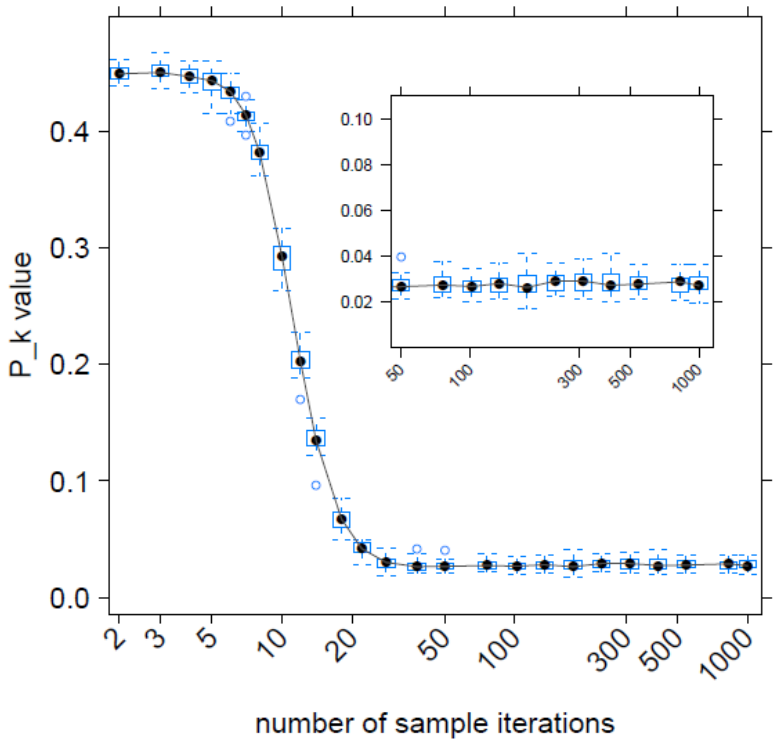
Method	Segments provided		Segments unprovided	
	P_k	WD	P_k	WD
C99	11.20	12.07	12.73	14.57
C99LDA	4.16	4.89	8.69	10.52
TT	44.48	47.11	49.51	66.16
TTLDA	1.85	2.10	16.41	21.40
TopicTiling	2.65	3.02	4.12	5.75
TopicTiling (filtered)	**1.50**	**1.72**	**3.24**	**4.58**

- Тематические модели лучше
- Лидирует TopicTiling с фильтрацией коротких предложений
- «Segments provided» — число сегментов известно
  (на реальных данных это нереалистичное предположение)

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Зависимости P_k ($k = 6$) от параметров модели

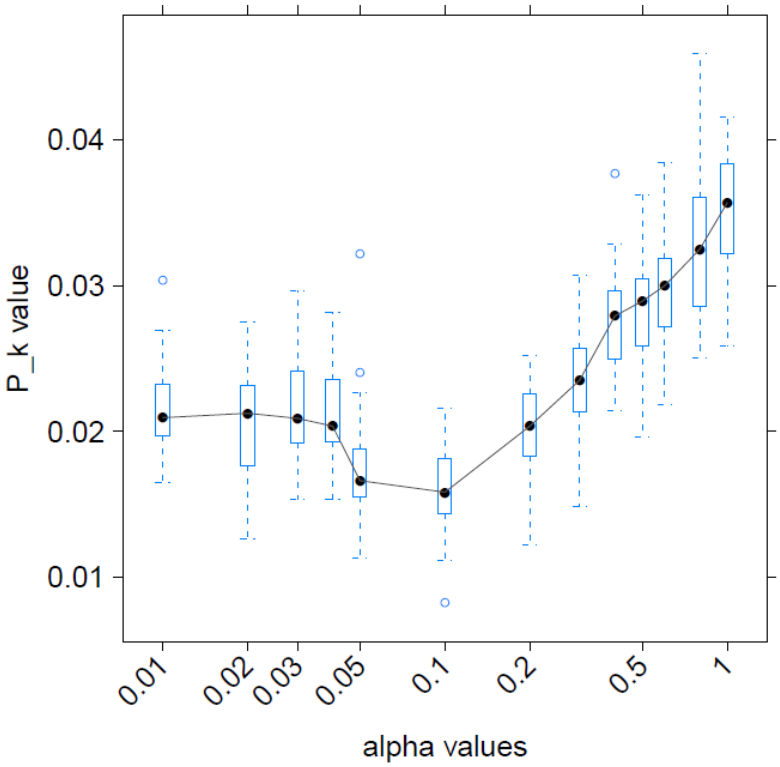


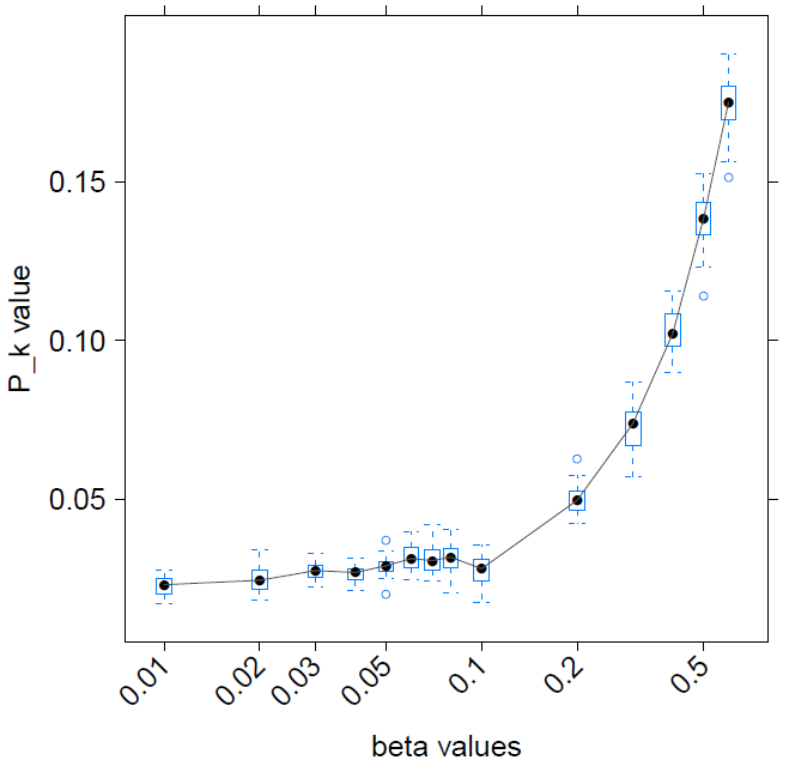


- Качество сегментации сильно зависит от $|T|$
- оптимальный диапазон $|T| = 50..150$ достаточно широк
- при $|T| = 100$ сходимость за 20–30 итераций

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Зависимости P_k ($k = 6$) от параметров α, β модели LDA

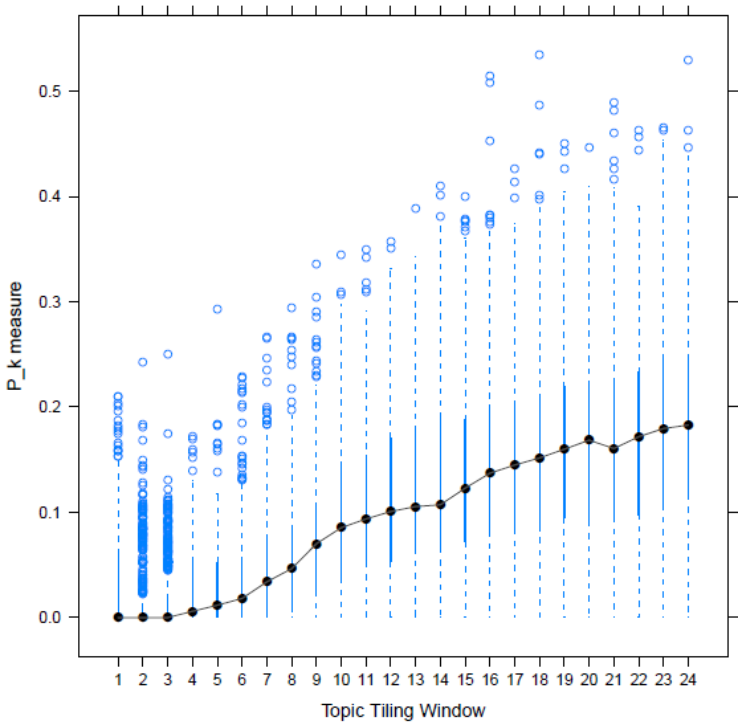




- Разреживать надо, но матрицу Θ — не слишком сильно
- параметры α, β менее критичны, чем число тем

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Зависимость P_k ($k = 6$) от ширины окна w (window)



фиксированное число сегментов:

seg. size	3-5		6-8		9-11		3-11	
	P_k	WD	P_k	WD	P_k	WD	P_k	WD
d=false,w=1	2.71	3.00	3.64	4.14	5.90	7.05	3.81	4.32
d=true,w=1	3.71	4.16	1.97	2.23	2.42	2.92	2.00	2.30
d=false,w=2	1.46	1.51	1.05	1.20	1.13	1.31	1.00	1.15
d=true,w=2	**1.24**	**1.27**	**0.76**	**0.85**	**0.56**	**0.71**	**0.95**	**1.08**
d=false,w=5	2.78	3.04	1.71	2.11	4.47	4.76	3.80	4.46
d=true,w=5	2.34	2.65	1.17	1.35	4.39	4.56	3.20	3.54

определяемое число сегментов:

seg. size	3-5		6-8		9-11		3-11	
	P_k	WD	P_k	WD	P_k	WD	P_k	WD
d=false,w=1	**2.39**	**2.45**	4.09	5.85	9.20	15.44	4.87	6.74
d=true,w=1	3.54	3.59	1.98	2.57	3.01	5.15	2.04	2.62
d=false,w=2	15.53	15.55	0.79	0.88	1.98	3.23	1.03	1.36
d=true,w=2	14.65	14.69	**0.62**	**0.62**	**0.67**	**0.88**	**0.66**	**0.78**
d=false,w=5	21.47	21.62	16.30	16.30	6.01	6.14	14.31	14.65
d=true,w=5	21.57	21.67	17.24	17.24	6.44	6.44	15.51	15.74

- Оптимальная ширина окна $w = 2$–3 предложения
- «d=true»: усреднение $\arg\max_t p(t|d, w)$ по каждому w
- Почему они не догадались использовать $p(t|d, w)$?

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Эксперименты на более реалистичных данных Galley's WSJ

фиксированное число сегментов:

Parameters	All words		Filtered	
	P_k	WD	P_k	WD
d=false,w=1	37.31	43.20	37.01	43.26
d=true,w=1	35.31	41.27	33.52	39.86
d=false,w=2	22.76	28.69	21.35	27.28
d=true,w=2	21.79	27.35	19.75	25.42
d=false,w=5	14.29	19.89	12.90	18.87
d=true,w=5	**13.59**	**19.61**	**11.89**	**17.41**
d=false,w=10	14.08	22.60	14.09	22.22
d=true,w=10	13.61	21.00	13.48	20.59

определяемое число сегментов:

Parameters	All words		Filtered	
	P_k	WD	P_k	WD
d=false,w=1	53.07	72.78	52.63	72.66
d=true,w=1	53.42	74.12	51.84	72.57
d=false,w=2	46.68	65.01	44.81	63.09
d=true,w=2	46.08	64.41	43.54	61.18
d=false,w=5	30.68	43.73	28.31	40.36
d=true,w=5	28.29	38.90	26.96	36.98
d=false,w=10	19.93	32.98	18.29	29.29
d=true,w=10	**17.50**	**26.36**	**16.32**	**24.75**

- Качество сегментации сильно зависит от коллекции
- Определять число сегментов стало труднее
- Окно пришлось расширить до $w = 5$–10 предложений
- Здесь «filtered» — учитывать только существительные, прилагательные и глаголы — помогает, но не сильно
- Возможно ли критерием качества сегментации повлиять на саму тематическую модель?

Martin Riedl, Chris Biemann. Text Segmentation with Topic Models. 2012.

Резюме

Механизмы учёта порядка слов в ARTM:

- модели *n*-грамм, коллокаций, словосочетаний
- модели сочетаемости пар слов: BitermTM, WNTM
- линейная однопроходная тематизация документов
- многопроходная тематизация (аналог трансформера)
- регуляризация E-шага
- модели предложений или сегментоидов
- тематическая сегментация: TopicTiling и др.

Rob Churchill, Lisa Singh. The Evolution of Topic Modeling. November, 2022

He Zhao et al. Topic Modelling Meets Deep Neural Networks: A Survey. 2021

Xiaobao Wu, Thong Nguyen, Anh Tuan Luu. A Survey on Neural Topic Models: Methods, Applications, and Challenges. 2023

Tian Tian et al. Attention-based Autoencoder Topic Model for Short Texts. 2019

Shuangyin Li et al. Recurrent Attentional Topic Model. 2017

Напоминание. Задания по курсу

Задача-минимум: научиться решать задачи NLP
с использованием тематического моделирования в BigARTM

Задача-максимум: сделать полезное мини-исследование

виды деятельности	оценка
теоретические задания	$\sum_i X_i$
решение прикладной задачи	$5X$
обзор по NeuralTM	$5X$
интеграция ARTM в pyTorch	$5X$
участие в одном из проектов	$10X$
работа над открытой проблемой	$10X$

где X — оценка за вид деятельности по 5-балльной шкале.

Итоговая оценка: $\min\big(10, \lfloor \text{score}/5 \rfloor\big)$ по 10-балльной шкале.

Теоретическое задание к лекции №1

Упражнения на принцип максимума правдоподобия:

1. Униграммная модель документов: $p(w|d) = \xi_{dw}$
Найти параметры модели ξ_{dw}.

2. Униграммная модель коллекции: $p(w|d) = \xi_w$ для всех d
Найти параметры модели ξ_w.

Подсказка: применить условия ККТ или основную лемму.

3. (более творческое задание)
Предложите модель, определяющую роли слов в текстах:
— тематические слова
— специфичные слова документа (шум)
— слова общей лексики (фон)

Подсказка 1: искать распределение ролей слов $p(r|w)$, $r \in \{\text{т}, \text{ш}, \text{ф}\}$.
Подсказка 2: можно разреживать $p(r|w)$ для жёсткого определения ролей.
Подсказка 3: можно использовать документную частоту слов.

Теоретическое задание к лекции №2

4. Заменим log другой монотонно возрастающей функцией μ:

$$\sum_{d\in D}\sum_{w\in d} n_{dw}\mu\left(\sum_{t\in T}\phi_{wt}\theta_{td}\right) + R(\Phi,\Theta) \to \max_{\Phi,\Theta}$$

Как изменится EM-алгоритм? Возможно ли подобрать функцию μ так, чтобы сократился объём вычислений?

5. Заменим log монотонно возрастающей функцией μ в регуляризаторе сглаживания–разреживания (модель LDA):

$$R(\Phi,\Theta) = \sum_{t\in T}\sum_{w\in W}\beta_w\mu(\phi_{wt}) + \sum_{d\in D}\sum_{t\in T}\alpha_t\mu(\theta_{td}).$$

Как изменится M-шаг и воздействие регуляризатора на модель?

6. Какому регуляризатору соответствует формула M-шага

$$\phi_{wt} = \operatorname*{norm}_{w}\left(n_{wt}[n_{wt} > \gamma n_t]\right)$$

Теоретическое задание к лекции №2

Аналитик построил тематическую модель Φ^0, Θ^0
и отметил среди столбцов матрицы Φ^0 темы двух типов:
удачные $T_+ \subset T$ и неудачные $T_- \subset T$.
Теперь он хочет построить модель ещё раз так, чтобы

- удачные темы остались в матрице Φ;
- остальные темы построились по-другому и были не похожи на каждую из неудачных тем $t \in T_-$.

7. Предложите регуляризаторы для этого.

8. Не получится ли так, что новые темы будут отдаляться от суммы неудачных тем $\sum_{t \in T_-} \phi^0_{wt}$ вместо того, чтобы отдаляться от каждой из неудачных тем по отдельности? Почему это плохо и как этого избежать?

9. Предложите способ инициализации Φ для новой модели.

Теоретическое задание к лекции №3

10. Для иерархической тематической модели с рег. $R(\Phi, \Psi)$ предложите способ разреживания матрицы связей $\Psi = \big(p(s|t)\big)$, гарантирующий, что
1) у каждой родительской темы будет хотя бы одна дочерняя;
2) у каждой дочерней темы будет хотя бы одна родительская.

Подсказка: можно придумывать критерий регуляризации, а можно — формулу M-шага для матрицы Ψ.

11. Предложите способ гарантировать, что если родительская тема t получает только одну дочернюю s, то она переходит в неё целиком и как распределение: $p(w|s) = p(w|t)$.

12. Предложите способ согласования вероятностных смесей $p(w|t) \approx \sum_{s \in S} p(w|s)p(s|t)$ и $p(t|d) \approx \sum_{s \in S} p(t|s)p(s|d)$ с учётом тождества $p(s|t)p(t) = p(t|s)p(s)$.

Теоретическое задание к лекциям №9 и №10

15. Выведите EM-алгоритм с локализованным E-шагом (слайд 15) для локализованной тематической модели. Какие переменные удобнее оставить в модели, ϕ_{wt} или ϕ'_{tw}?

16. Предложите параметризацию для тематической модели внимания (слайд 25) Используя «основную лемму», получите уравнения для новых параметров модели.

13. Для тематической модели предложений с фоновой темой (слайд 19) выведите оптимальное решение для π_{dsw}.

14. Для тематической модели предложений с фоновой темой выведите формулы M-шага в случаях $\pi_{dsw} = \pi$, $\pi_{dsw} = \pi_d$.